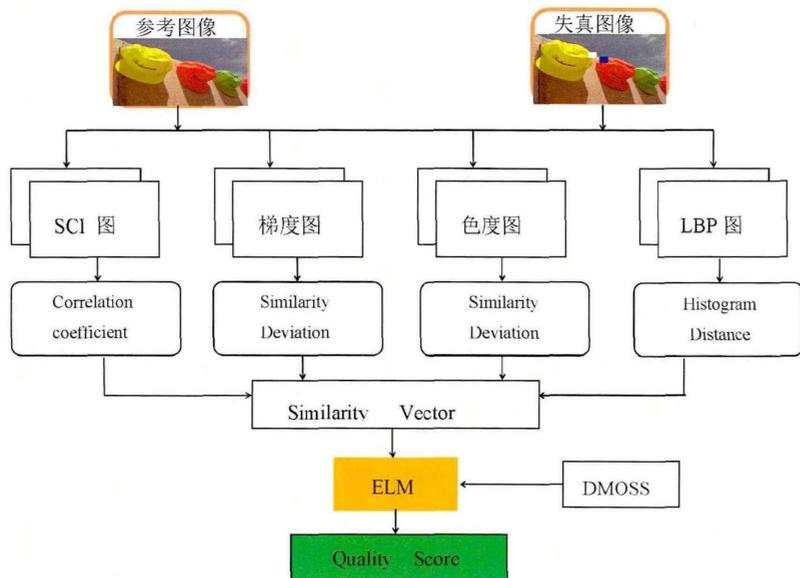


## 基于极限学习机的底层特征全参考彩色图像质量评价方法

付浩, 刘国军\*, 岳靖, 马月梅, 魏立力  
宁夏大学数学统计学院, 宁夏银川 750021

**摘要** 作为图像质量的监测和评价工具, 图像质量评价 (Image Quality Assessment, IQA) 在各种图像处理系统中发挥着重要的作用, 理想的IQA方法应该与人类视觉系统 (Human Visual System, HVS) 相一致。目前基于HVS对图像的理解主要依据图像的底层特征, 本文提出了一种新的全参考 (Full Reference, FR) 彩色图像IQA方法。首先, 提取了结构对比度指数 (Structural Contrast Index, SCI)、梯度、局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP) 和色度四类底层特征图, 它们用于刻画图像的不同特征属性; 其次, 利用不同的特征池化策略对每个特征分别处理, 将其组成一组相似特征向量作为图像质量的检测器; 然后, 采用极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 建立回归模型, 将特征向量映射成客观的质量分数。最后, 与目前流行的八种FR IQA方法在五个标准IQA数据库上进行数值实验, 结果表明, 该方法整体性能优于其他方法, 能够有效地提高大多数失真类型的预测精度。

本文LLF-ELM方法流程图



各个方法在数据库上的比较结果

IQA modes	TID2013 (3000)		TID2008 (1700)		CSIQ (600)		IVC (185)		MICT (168)	
	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC	SROCC	PLCC
GWL-SSIM	0.7957	0.8529	0.8747	0.8696	0.9617	0.9441	0.9209	0.9285	<b>0.9240</b>	<b>0.9299</b>
SSIM	0.7417	0.7895	0.7749	0.7732	0.8756	0.8613	0.9018	0.9119	0.8794	0.8887
FSIM	0.8015	0.8589	0.8805	0.8738	0.9242	0.9120	<b>0.9292</b>	<b>0.9376</b>	0.9059	0.9078
PSNR	0.6396	0.4504	0.5245	0.5309	0.8057	0.8001	0.6885	0.7199	0.6130	0.6426
VSI	0.8965	0.9000	0.8979	0.8762	0.9423	0.9279	0.8993	0.8417	0.8659	0.7362
SC-QI	<b>0.9052</b>	<b>0.9071</b>	<b>0.9051</b>	<b>0.8899</b>	0.9434	0.9268	0.8860	0.7618	0.8179	0.6182
SVD-SVR	0.8802	0.8939	0.8880	0.8881	<b>0.9627</b>	0.8357	-	-	-	-
DeepSim	0.8464	0.6518	-	-	0.9190	0.9194	-	-	-	-
DeepQA	0.7662	0.8184	-	-	0.9568	<b>0.9556</b>	-	-	-	-
本文方法	<b>0.9027</b>	<b>0.9169</b>	<b>0.9212</b>	<b>0.9224</b>	<b>0.9701</b>	<b>0.9695</b>	<b>0.9431</b>	<b>0.9505</b>	<b>0.9367</b>	<b>0.9490</b>
NFERM	-	-	-	-	0.9290	0.9531	-	-	0.8871	0.8919
OG-IQA	-	-	-	-	0.9243	0.9462	-	-	-	-
MEON	-	-	-	-	0.9321	0.9441	-	-	-	-

由表中的数据可以看出LLF-ELM方法在各个数据库中的指标均取得了前两名的评价效果, 与目前流行的NR IQA方法相比, 本文方法获得了更高的预测精度。

对不同失真类型的评价效果比较

distortion types	GWL-SSIM	SSIM	FSIM	PSNR	VSI	SC-QI	SVD-SVR	Deep-QA	LLF-ELM
awgn	0.8666	0.8107	0.8566	0.9114	0.9229	0.9393	0.7600	<b>0.9802</b>	<b>0.9474</b>
awgn-color	0.8311	0.8029	0.8527	0.9068	<b>0.9118</b>	0.9074	0.7203	0.8631	<b>0.9310</b>
spatial corr-noise	0.8912	0.8144	0.8483	0.9229	0.9296	0.9412	0.7875	<b>0.9704</b>	<b>0.9444</b>
masked noise	0.7657	0.7795	0.8021	<b>0.8487</b>	0.7734	0.8345	0.6363	0.7952	<b>0.8825</b>
high-fre-noise	0.9068	0.8729	0.9093	0.9323	0.9253	0.9196	0.8638	<b>0.9744</b>	<b>0.9408</b>
impulse noise	0.7110	0.6732	0.7452	<b>0.9177</b>	0.8298	0.8605	0.6630	0.7253	<b>0.9387</b>
quanti-noise	0.8548	0.8531	0.8564	0.8699	0.8731	<b>0.9027</b>	0.8130	0.9011	<b>0.9071</b>
Gaussian blur	0.9456	<b>0.9544</b>	0.9472	0.8682	0.9529	<b>0.9621</b>	0.8120	0.9504	0.9310
denoising	<b>0.9734</b>	0.9530	0.9603	0.9381	0.9693	0.9588	0.8893	0.9293	<b>0.9714</b>
jpg-comp	0.9374	0.9252	0.9279	0.9011	0.9616	0.9513	0.8855	<b>0.9400</b>	<b>0.9519</b>
jpe2k-comp	<b>0.9818</b>	0.9625	0.9773	0.8300	<b>0.9848</b>	0.9637	0.9027	0.9583	0.9790
jpg-trans-error	0.8650	0.8678	0.8708	0.7665	<b>0.9160</b>	<b>0.8864</b>	0.8347	0.8800	0.8780
jpe2k-trans-error	<b>0.8986</b>	0.8577	0.8544	0.7765	0.8942	0.8996	0.7928	<b>0.9282</b>	0.8917
pattern-noise	<b>0.7883</b>	0.7107	0.7491	0.5931	0.7699	0.7256	0.6600	0.7600	<b>0.8541</b>
block-distortion	0.8346	0.8462	0.8492	0.5852	0.6295	<b>0.8622</b>	0.8013	0.5174	<b>0.9053</b>
mean shift	0.6499	<b>0.7231</b>	0.6720	0.6974	0.6714	<b>0.7047</b>	0.5152	0.6521	0.6696
contrast	0.6624	0.5246	0.6481	0.6126	0.6557	0.6169	0.4360	<b>0.8382</b>	<b>0.7188</b>

由表中的数据可以看出与目前流行的6种基于非学习和2种基于学习FR IQA方法相比, LLF-ELM方法评价效果最优的有12种, 由此表明该方法在大多数失真类型上与部分FR IQA方法具有相同的竞争精度。

交叉验证

数据库	评价方法	TID2013	TID2008	CSIQ	MICT	IVC
TID2013	SVD-SVR	-	0.8832	0.8931	0.8558	0.8755
	FR-DCNN	-	-	0.9310	-	-
	LLF-ELM	-	<b>0.9100</b>	<b>0.9460</b>	<b>0.8821</b>	<b>0.9048</b>
CSIQ	SVD-SVR	0.7458	0.7550	-	0.8327	0.8828
	LLF-ELM	<b>0.8661</b>	<b>0.8961</b>	-	<b>0.9143</b>	<b>0.9017</b>

本文选择TID2013和CSIQ作为训练数据, 与两种基于学习的方法进行了比较。其中较为遗憾的是, FR-DCNN方法只有TID2013和CSIQ分别作为测试集和训练集的SROCC指标值, 而在训练集数量相同情况下, LLF-ELM方法SROCC值达到0.9460, 比其高了大约0.01; 同时随着训练集数量的减少, LLF-ELM方法性能并没有明显的下降, 由此说明LLF-ELM方法有较好的适普性。

**总结** 本文提出了一种基于ELM的底层特征全参考彩色IQA方法。该方法首先提取四种不同的底层特征图, 分别是SCI、梯度、LBP以及色度; 其次针对不同的特征图采用不同的池化策略, 将其组合成一组图像质量特征向量, 这四种特征在图像质量检测中具有互补性; 最后采用ELM训练图像质量特征向量到主观得分之间的映射。与目前流行的基于非学习和学习的FR IQA方法相比, 本文方法在各种标准数据库和不同失真类型上预测的准确性和鲁棒性方面获得了最优的评价性能。

投稿人 姓名: 付浩  
单位: 宁夏大学